Neural Network in Python Summary

Kuo Lung Chien 簡國龍

February 27, 2021

2LayerNeuralNetwork.py

• 定義 input(X) 和 output(Y)

```
 \begin{array}{lll} X = & \text{np.array} \left( \left( \left[ 0 \;, 0 \;, 0 \right] \;, \left[ 0 \;, 0 \;, 1 \right] \;, \left[ 0 \;, 1 \;, 0 \right] \;, \\ & \left[ 0 \;, 1 \;, 1 \right] \;, \left[ 1 \;, 0 \;, 0 \right] \;, \left[ 1 \;, 0 \;, 1 \right] \;, \left[ 1 \;, 1 \;, 0 \right] \;, \left[ 1 \;, 1 \;, 1 \right] \right) \;, & \text{dtype=float} \right) \backslash \backslash \\ y = & \text{np.array} \left( \left( \left[ 1 \right] \;, \; \left[ 0 \right] \;, \\ & \left[ 0 \right] \;, \; \left[ 1 \right] \right) \;, & \text{dtype=float} \right) \\ \end{array}
```

• 設定神經元及權重

```
def ___init___(self):
    # X1, X2, X3(自訂義 input 的神經元數量)
    self.inputLayerSize = 3
    # Y1(自訂義 output 的神經元數量)
    self.outputLayerSize = 1
    # Size of the hidden layer(自訂義 hiddenLayer的神經元數量)
    self.hiddenLayerSize = 4

# 設定第一層權重為隨機數值, input——>hidden
    self.W1 = \
    np.random.randn(self.inputLayerSize, self.hiddenLayerSize)

# 設定第二層權重為隨機數值, hidden——>output
    self.W2 = \
    np.random.randn(self.hiddenLayerSize, self.outputLayerSize)
```

• feedForward(前饋)

```
def feedForward(self, X):
    """
第一層的動態方程式(activation function)輸入(z)
    z(activation function)=
第一層所有神經元的input*weights總和輸入到
第二層的其中一個神經元
"""
self.z = np.dot(X, self.W1)

"""
第一層的動態方程式(activation function)輸出(a)
    z2(a) = 動態方程式(activation function)用 Sigmoid function 算法
    self.z2 = self.activationSigmoid(self.z)
"""
```

```
第二層的動態方程式 (activation function) 輸入 (z) z3 (activation function) = 第二層所有神經元的 input*weights 總和輸入到輸出層的 (其中一個) 神經元""" self.z3 = np.dot(self.z2, self.W2)

""
第二層的動態方程式 (activation function) 輸出 (a) o(a) = 動態方程式 (activation function)用 Sigmoid function 算法""
o = self.activationSigmoid(self.z3)

# 回傳出前饋結果
return o
```

• backwardPropagate(反向傳播)

```
def backwardPropagate(self, X, y, o):
# 計算輸出誤差
self.o_error = y - o

# 利用 Sigmoid function 微分一次來修正輸出誤差(錯誤、error)
self.o_delta = self.o_error*self.activationSigmoidPrime(o)

# 隱藏層的輸出誤差*權重
self.z2_error = self.o_delta.dot(self.W2.T)

# 將 Sigmoid function 算法用在隱藏層輸出誤差(錯誤、error)
self.z2_delta =
self.z2_error*self.activationSigmoidPrime(self.z2)

# 修正第一層權重數值, input—>hidden
self.W1 += X.T.dot(self.z2_delta)
# 修正第二層權重數值, hidden—>output
self.W2 += self.z2.T.dot(self.o_delta)
```

• trainNetwork(訓練流程)

```
def trainNetwork(self, X, y):
    # 前饋循環
    o = self.feedForward(X)
    # 反向傳播值
    self.backwardPropagate(X, y, o)
```

activationSigmoid

Sigmoid function

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

• activationSigmoidPrime(sigmoid function 一次微分)

```
def activationSigmoidPrime(self, s): \mathbf{return} \ s * (1 - s)
```

First derivative of Sigmoid function

$$\sigma(x)' = \sigma(x)[1 - \sigma(x)]$$

• saveSumSquaredLossList(儲存損失函數值)

```
def saveSumSquaredLossList(self,i,error):
    lossFile.write(str(i)+","+str(error.tolist())+'\n')
```

• saveWeights(儲存權重值)

```
def saveWeights(self):
    np.savetxt("weightsLayer1.txt", self.W1, fmt="%s") #第一層權重
    np.savetxt("weightsLayer2.txt", self.W2, fmt="%s") #第二層權重
```

• predictOutput(結果輸出)

```
def predictOutput(self):
    print("Predicted_XOR_output_data_based_on_trained_weights:_")
    print("Expected_(X1-X3):_\n" + str(xPredicted))
    print("Output_(Y1):_\n" + str(self.feedForward(xPredicted)))
```

• Epochs(疊代次數, feedForward+backprogation 運算完算一次疊代)

```
# 訓練疊代次數
trainingEpochs = 1000
```

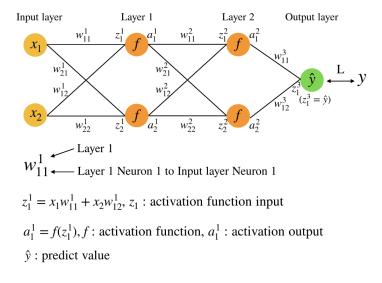


圖. 1: Nerual network

TensorFlowKeras.py

• 定義 input(X) 和 output(Y)

• 神經網絡設定

```
model = tf.keras.Sequential()
#sequential 定義 modle 為層狀結構
model.add(Dense(4, input_dim=3, activation='relu', use_bias=True))
add 是從最上層開始加入, Dense 是密集連線的神經網路,
4: 輸出空間 (神經元, 輸出到 4個神經元), input_dim: 輸入神經元個數,
activation:定義啟動函數使用的類型, use_bias:使用偏差, True開啟。
從 inputlayer 輸出到 hiddenlayer 的設定
#model.add(Dense(4, activation='relu', use_bias=True))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid', use_bias=True))
# 從 hiddenlayer 輸出到 outputlayer 的設定
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam',\
            metrics=['binary_accuracy'])
配置訓練模組, loss funsion:用maen squared error(差平方誤差),
optimizer:優化器, 用adam function,
metrics: 計算準確率, 用 binary_accuracy
print (model.get weights())#印出回傳的正確權重
history = model.fit(X, y, epochs=2000, validation_data = (X, y))
訓練模型給予固定epochs, 迭代收集到的資料,
validation_data: 評估準確率 (不包含在訓練裡面)
```

ReLU

- max value: 輸出後最大值上限
- negative slope: 負斜率係數
- threshold: 可通過的數值界線

$$f(x) = max(0, x)$$

Mean squared error(MSE)

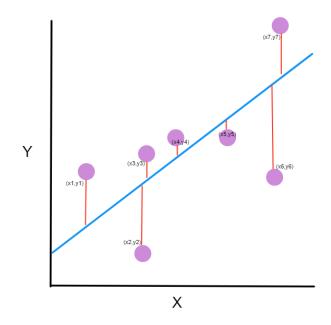


圖. 2: Mean Squared Error

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \overline{y}_i)^2$$

紀錄

```
model.summary()
# 摘要資料使用在分析和可視化,為了確認訓練架構在符合預期方向
loss_history = history.history["loss"]
#回傳紀錄事件(loss)到history物件,取得fit方法的模組回傳值
numpy_loss_history = np.array(loss_history)
#將 loss_history數值存成 array
np.savetxt("loss_history.txt", numpy_loss_history, delimiter="\n")
#將 numpy_loss_history存成 loss_history.txt, 並將每筆資料用換行符號隔開
binary_accuracy_history = history.history["binary_accuracy"]
#回傳紀錄事件(binary_accuracy)到history物件
numpy_binary_accuracy = np.array(binary_accuracy_history)
#將 binary_accuracy_history數值存成 array
np.savetxt("binary_accuracy.txt", numpy_binary_accuracy, delimiter="\n")
#將 numpy_binary_accuracy存成 binary_accuracy.txt, 並將每筆資料用換行符號隔開
```

結果

```
print (np. mean ( history . history ["binary_accuracy"])) #印出平均 binary_accuracy 記錄到的數值 result = model.predict(X).round() #替輸入様本産生輸出預測 print (result) #印出結果
```